第48卷　第2期
2025年2月

干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY

Vol. 48 No. 2
Feb. 2025

三江源植被覆盖变化驱动机制及生态脆弱性分析

李康宁[1,2,3]，　林伊琳[1,2,3]，　赵俊三[1,2,3]，　王　健[1,2,3]，　葛　峰[4]

（1. 昆明理工大学国土资源工程学院，云南 昆明　650093；2. 智慧矿山地理空间信息集成创新重点实验室，云南 昆明　650093；3. 云南省高校自然资源空间信息集成与应用科技创新团队，云南 昆明　650211；4. 中国石油天然气股份有限公司吉林油田分公司英台采油厂地面所，吉林 吉林　138000）

摘　要： 探究三江源地区植被覆盖变化、驱动机制及生态脆弱性对其生态可持续发展具有重要意义。基于归一化植被指数（NDVI）、核归一化差异植被指数（kNDVI），采用Theil-Sen Median趋势分析、Mann-Kendall显著性检验法和地理探测器，探究植被覆盖时空变化及驱动机制，并运用“敏感–恢复–压力”模型评价生态脆弱性。结果表明：（1）2001—2020年三江源地区植被NDVI和kNDVI均呈波动上升趋势，空间上，改善区域主要在东北部和西部，分别占73.70%和79.79%，退化区域主要在中部和南部，分别占23.23%和18.18%。（2）降水量、海拔和气温是主导因素，因子间交互作用为双因子增强或非线性增强，降水量在573~675 mm、海拔在3447~3850 m范围内更适宜植被生长。（3）生态脆弱性程度从东南部向西北部呈递增趋势，空间差异显著，该地区生态脆弱性较高，NDVI和kNDVI代表的重度、极度脆弱性区域分别占总面积的35.38%和36.85%。

关 键 词： NDVI；kNDVI；植被时空变化；生态脆弱性评价；地理探测器

文章编号： 1000－6060(2025)02－0283－13(0283～0295)

植被是生态系统的重要组成部分[1]，作为自然界的纽带，在调节气候和防止土壤流失方面发挥着重要作用[2]。其变化不仅反映了生态系统本身的变化，还体现了自然因素和人类活动对生态环境的共同影响[3]。研究植被的时空演变及驱动机制对区域生态系统结构的稳定性有重要的现实意义[4]。归一化植被指数（Normalized difference vegetation index，NDVI）作为最常用的植被指数之一，能在全球范围内有效地表征植被覆盖的时空变化[5-6]。然而，NDVI仍存在一定的局限性，特别是在处理大气噪声、土壤背景和饱和时出现的误差[7]。而核归一化差异植被指数（Kernel normalized difference vegetation index，kNDVI）在处理饱和效应、复杂的物候周期、季节变化及解决混合像素问题表现更为优越[8]，能够更准确地反映低植被区域的变化情况。

三江源地区生态环境脆弱[9-10]，已有学者对该地区植被覆盖和气象因素之间的关系进行了研究，其中包括相关性研究[11-13]、偏相关性研究[14-15]等。其研究结果均指出气象因素对该地区植被覆盖变化的影响较大，但三江源地区地形复杂，不同的土壤类型、植被类型也会对植被覆盖变化有显著影响[16]。同时，自然和人类活动的交互作用进一步将植被覆盖的动态变化复杂化[17]。王劲峰等[18]提出的地理探测器模型能够有效地反映植被覆盖的空间异质性并量化各驱动因素及其相互作用，此方法在分析植被覆盖与驱动因素间的关系方面显示出明显的优势[19]。如：Gao等[20]利用地理探测器模型探究三江源地区的植被变化与自然因素之间的相关性；Wu等[21]利用地理探测器研究中国东北三省NDVI对气候变化和人类活动的双重响应。考虑到三江源地区生态的快速变化和脆弱性，通过结合自然地理、气象因素及人类活动等多维指标构建评估

收稿日期： 2024-05-26；　**修订日期：** 2024-11-26
基金项目： 国家自然科学基金资助项目（42301304）；云南省基础研究计划项目（202201AU070112）资助
作者简介： 李康宁（2000-），女，硕士研究生，主要从事GIS、国土资源遥感等方面的研究. E-mail: 20222201075@stu.kust.edu.cn
通讯作者： 林伊琳（1991-），女，硕士生导师，主要从事GIS、国土资源遥感等方面的研究. E-mail: 20200111@kust.edu.cn

模型，能够快速、全面地识别到区域生态状况[22]。“敏感-恢复-压力”(Sensitivity-resilience-pressure，SRP)模型，可以综合3个维度来评估区域的生态脆弱性，这为理解和指导区域生态环境可持续发展提供科学依据[23]。例如：王成军等[24]对榆林市的研究中，利用SRP模型综合了植被覆盖度、气候变化和土地利用等多个维度，详细分析了该区域的生态脆弱性；常溢华等[25]在对鄱阳县的研究中，利用SRP模型综合评估了气温变化、降水量、土壤性质和人类活动对区域生态环境的影响。

三江源地区位于青藏高原腹地。IPCC第六次报告指出，青藏高原地区每10 a升高的气温超过0.3 ℃，约为全球同期气温升高的2倍[26]，反映了该地区对全球变暖的高度敏感性。然而近年来，随着全球气候变化和人类活动的双重影响，三江源地区的植被生态系统发生了显著变化，其生态脆弱情况日益突出。鉴于此，本文以三江源地区为研究区，以2001—2020年为研究时段，基于MODIS-NDVI、kNDVI数据和同期的气象、社会经济活动数据，首先，使用Theil-Sen Median趋势分析法和Mann-Kendal显著性检验法，分析2001—2020年三江源地区NDVI和kNDVI的时空演变特征；其次，应用地理探测器探究了自然和人为因素对这2种植被指数的影响及其交互作用；最后，利用SRP模型对该地区生态脆弱性进行了科学评价。本研究旨在为三江源地区生态环境保护和可持续发展提供科学依据。同时，本研究结果不仅对维护三江源地区的生态系统稳定性具有重要意义，而且能为全球相似类型的生态系统保护和管理提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

三江源地区位于青海省南部，地理位置介于31°39′~36°16′N，89°24′~102°23′E之间(图1)。该地区的总面积约为3.025×10^5 km^2，占青海省总面积的43%。区域平均海拔在3500~4800 m之间，主要以山地地貌为主，地形复杂。气温和降水量从东南向西北递减，主要植被类型为高山草甸和高寒草原。

1.2 数据来源

MODIS-NDVI数据源自GEE平台(earthengine.google.com)的MOD13A1数据集，并在此平台中根据kNDVI的计算公式计算了三江源地区的kNDVI数据，为提高数据的可视化质量，对NDVI、kNDVI数据进行了10^{4}倍的扩展处理；数字高程模型(DEM)数据获取自地理空间数据云(www.gscloud.cn)，空间分辨率为30 m，用于计算海拔、坡度和坡向；降水量、气温及蒸散发数据来源于国家地球系统科学数据中心共享平台(www.geodata.cn)，空间分辨率为1 km；土地覆盖/利用类型数据来源于武汉大学杨杰、黄昕

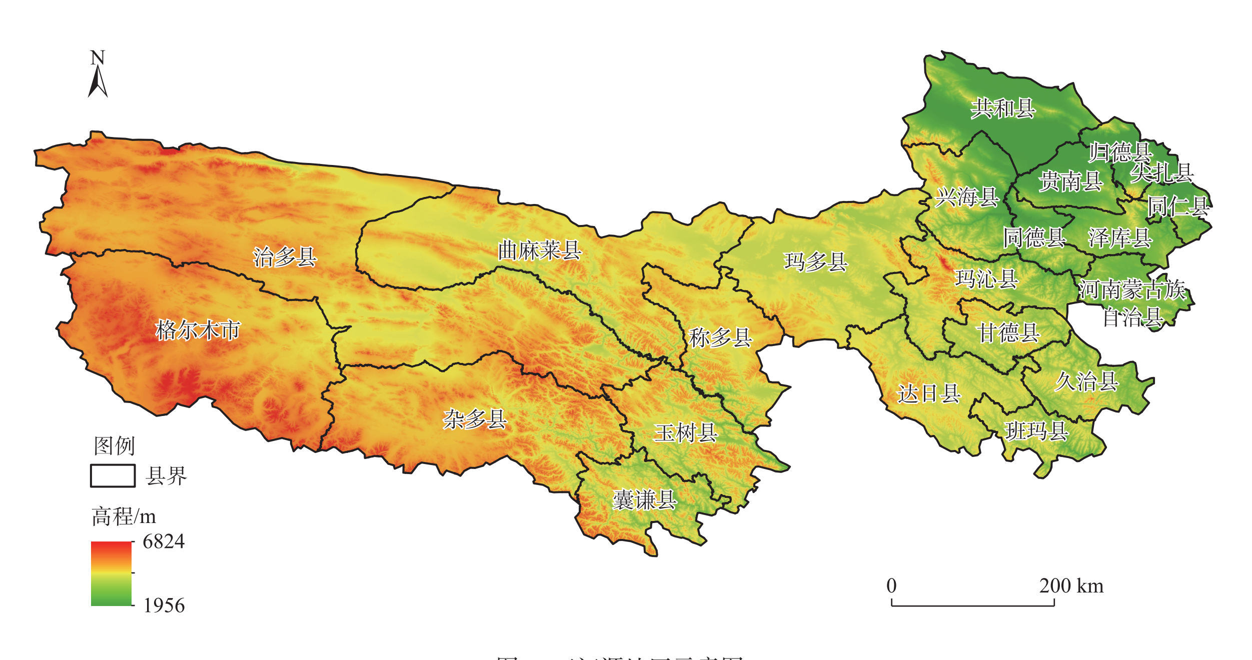


图1 三江源地区示意图

Fig. 1 Schematic drawing in the area of Three-River Headwater Region (TRHR)

教授共同制作的中国年度土地覆盖栅格数据（zenodo.org/records/5816591），分辨率为30 m；土壤类型数据来源于中国土壤信息服务平台（www.soilinfo.cn）；人口密度数据来源于East View Cartographic（landscan.ornl.gov），分辨率为1 km；夜间灯光数据来源于全球变化科学研究数据出版系统（geodoi.ac.cn/WebCn/Default.aspx），分辨率为1 km。

1.3 研究方法

1.3.1 Theil-Sen Median趋势分析法 Theil-Sen Median趋势分析法是一种用于分析数据趋势的非参数统计方法[27]。本文使用该方法来分析植被覆盖的演变趋势。

以NDVI为例，计算公式如下：

$$\beta = \text{median}\left(\frac{\text{NDVI}_j - \text{NDVI}_i}{j-i}, \forall i<j\right) \quad (1)$$

式中：β为计算$n(n-1)/2$个数据组合的斜率中位数，用于量化单调趋势；median( )为取中值函数；NDVI_i和NDVI_j分别为像元i年和j年NDVI值。当$\beta>0$时，表示数据集/植被覆盖呈上升趋势；当$\beta=0$时，表示数据集/植被覆盖呈无变化趋势；当$\beta<0$时，表示数据集/植被覆盖呈下降趋势。

1.3.2 Mann-Kendall显著性检验法 Mann-Kendall显著性检验法主要用于确定数据集中是否存在明显的上升或下降趋势[28]，本文使用该方法来识别植被覆盖演变趋势的显著程度。计算公式如下：

$$S = \sum_{i=1}^{n-1}\sum_{j=i+1}^{n} \text{sgn}(\text{NDVI}_j - \text{NDVI}_i) \quad (2)$$

$$\text{sgn}(\text{NDVI}_j - \text{NDVI}_i) = \begin{cases} +1, & \text{NDVI}_j - \text{NDVI}_i > 0 \\ 0, & \text{NDVI}_j - \text{NDVI}_i = 0 \\ -1, & \text{NDVI}_j - \text{NDVI}_i < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad (4)$$

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & S>0 \\ 0, & S=0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & S<0 \end{cases} \quad (5)$$

式中：S为检验统计量，呈正态分布；n为待检序列的长度；sgn为秩序列；$\text{Var}(S)$为S的方差；Z为标准正态统计变量。采用双边趋势检验，在给定的显著性水平a下，当$|Z|>Z_{1-a/2}$时，表示时间序列数据在a水平上显著的变化；而当$|Z|\le Z_{1-a/2}$时，则相反。本文给定显著性水平$a=0.05$，则临界值$Z_{1-a/2}=\pm1.96$，当$|Z|$大于1.65、1.96和2.58时，表示趋势分别通过了置信度为90%、95%和99%的显著性检验。

本文借助Matlab软件，结合Theil-Sen Median趋势分析法和Mann-Kendall显著性检验法，计算了植被覆盖的空间变化趋势，随后利用ArcGIS软件绘制了空间变化趋势图。

1.3.3 地理探测器 地理探测器是一种用于检测空间异质性及其驱动因素的统计工具，包含因子探测、交互探测、生态探测和风险探测4部分[29]。本文选取因子探测、交互探测和风险探测分析自然因素和人为因素对植被空间分异的影响。

（1）因子探测

利用因子探测器度量自然因素、人为因素对三江源地区NDVI、kNDVI的空间分布影响因素的决定力大小。

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^{L} N_h \sigma_h^2}{N\sigma^2} = 1 - \frac{\text{SSW}}{\text{SST}} \quad (6)$$

$$\text{SSW} = \sum_{h=1}^{L} N_h \sigma_h^2, \quad \text{SST} = N\sigma^2$$

式中：q为因子解释力，用于量化因子对植被覆盖空间分异的解释力，q值范围是0~1，q值越大说明因子对植被覆盖的空间分异影响越大；L为自变量Y或因子X的分类；N_h和N分别为类别h和全区的单元数；σ_h^2和σ^2分别为类别h和全区Y值的方差；SSW为类别内方差之和；SST为全区总方差。

（2）交互探测

用于识别不同影响因子X之间的交互作用，评估2个影响因子之间的共同作用会增加或减弱对Y（NDVI、kNDVI）空间分布的解释力，以及这些影响因子对Y空间分布的影响是否独立，不同影响因子间的交互作用主要分为5种（表1）。

（3）风险探测

用于分析各因子分区的高值区和低值区，并通过t检验来检验各因子的不同分区NDVI、kNDVI是否存在显著性差异，即可知自变量对NDVI、kNDVI空间分布的影响是否有显著差异。本文通过该模型并分别以NDVI、kNDVI这2种数据作为因变量进行分析，从而得到影响三江源地区植被生长的因子最适范围或类型。

表1 不同影响因子交互作用类型

Tab. 1 Interaction types of different impact factors

判断区间	交互作用
$q(X_n \cap X_m) < \min[q(X_n), q(X_m)]$	非线性减弱
$\min[q(X_n), q(X_m)] < q(X_n \cap X_m) < \max[q(X_n), q(X_m)]$	单因子非线性减弱
$q(X_n \cap X_m) > \max[q(X_n), q(X_m)]$	双因子增强
$q(X_n \cap X_m) = q(X_n) + q(X_m)$	相互独立
$q(X_n \cap X_m) > q(X_n) + q(X_m)$	非线性增强

注：q 为因子解释力；X_n、X_m 为本文选取的10种影响因子，分别为降水量、气温、蒸散发、人口密度、夜间灯光、土地利用、海拔、坡向、坡度、土壤类型。下同。

1.3.4 SRP模型 SRP模型可以从3个维度综合衡量在自然因素和人为因素共同驱使下某一区域的生态脆弱性[30]。其评价的基本原理是：在一定的时空状态下，由于生态系统内部结构的不稳定性在受到外部因素干扰时表现出敏感性，同时由于系统内部功能的改变会使系统趋于向不利于自身发展的方向演变，从而表现为逆向发展的恢复力[31-33]。

（1）评价指标选取

从生态敏感性、生态恢复力和生态压力度这3个方面选取了11个评价指标来构建评价体系。评价指标按影响方向分为两类：正向指标，指标值增加表示生态脆弱性增强；负向指标，指标值减少表示生态脆弱性减弱。

敏感性的评价指标包括地形因子如海拔和坡度，地表因子如土地利用类型，以及气象因子如降水量、气温、蒸散发和PM_{10}。恢复力的评价指标包括NDVI/kNDVI和生物丰富度指数。压力度的评价指标包括人口密度、夜间灯光。

（2）评价指标数据标准化

本研究对数据进行了归一化处理，借助ArcGIS软件将所有数据转换为0至1之间的标准化值。对于定量指标，采用极差标准化法；对于定性指标，使用分等级赋值法。

① 极差标准化

$$\text{正向指标：} Y_{ij} = \frac{X_{ij} - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{7}$$

$$\text{负向指标：} Y_{ij} = \frac{X_{\max} - X_{ij}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{8}$$

式中：Y_{ij} 为标准化值；X_{ij} 为指标的原来值；$X_{\min}$、$X_{\max}$ 分别为指标的最小值和最大值。

② 分等级赋值法

对于土地利用类型这一定性指标，本文参考现有相关研究的赋值标准[34]，并结合三江源地区实际特征，利用ArcGIS软件中重分类工具对其进行分级赋值（表2）。

表2 标准化赋值

Tab. 2 Standardized assignment

土地利用类型	林地、水域	草地	耕地	建设用地	裸地
标准化赋值	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0

（3）指标因子权重确定

本研究借助YAAHP层次分析法工具对所选因子进行权重赋值（表3），YAAHP软件既能对定性指标分析，又能对定量指标计算，可以更加全面准确地确定指标权重。

表3 三江源地区生态脆弱性评价指标体系及AHP权重

Tab. 3 Evaluation index system and AHP weight of ecological vulnerability in the area of TRHR

目标层	准则层	指标层	属性
敏感性（0.7089）	地形因子（0.2024）	海拔（0.1797）	正向
		坡度（0.0227）	正向
	地表因子（0.0496）	土地利用类型（0.0496）	定性
	气象因子（0.4570）	降水量（0.1943）	负向
		气温（0.1630）	负向
		蒸散发（0.0356）	负向
		PM_{10}（0.0641）	正向
恢复力（0.1786）	植被因子（0.1191）	NDVI/kNDVI（0.1191）	负向
	多样性因子（0.0595）	生物丰富度指数（0.0595）	负向
压力度（0.1125）	社会因子（0.1125）	人口密度（0.0844）	正向
		夜间灯光（0.0281）	正向

注：NDVI为归一化植被指数；kNDVI为核归一化差异植被指数。下同。

（4）生态脆弱性指数计算

对评价指标进行权重赋值后，通过综合指数法，借助ArcGIS软件进行加权叠加计算，最后得出研究区生态脆弱性综合指数，公式如下：

$$\mathrm{EVI} = \sum_{i=1}^{n} (W_i + Y_{ij}) \tag{9}$$

式中：EVI为脆弱性综合指数；n 为评价指标个数；W_i 为权重值；Y_{ij} 为标准化值。

（5）生态脆弱性分级

使用ArcGIS软件中自然断点分级法，将整个研

究区的栅格数据分为微度脆弱、轻度脆弱、中度脆弱、重度脆弱和极度脆弱共5个等级(表4)[35]。这种分级方法有助于揭示研究区生态脆弱性的空间分布特征,特别是其在不同地理区域的聚集性分布模式。

表4　NDVI、kNDVI代表的生态脆弱性分级标准

Tab. 4　Ecological vulnerability classification criteria represented by NDVI and kNDVI

生态脆弱性程度	生态脆弱性指数	
	NDVI	kNDVI
微度脆弱	0.087~0.237	0.084~0.253
轻度脆弱	0.237~0.299	0.253~0.316
中度脆弱	0.299~0.359	0.316~0.376
重度脆弱	0.359~0.428	0.376~0.444
极度脆弱	0.428~0.555	0.444~0.555

2　结果与分析

2.1　三江源地区NDVI、kNDVI时空变化特征

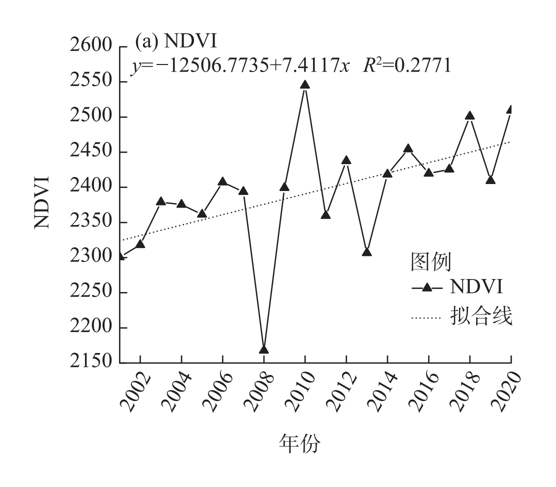
2.1.1　三江源地区NDVI、kNDVI时间变化特征　在本节中,借助ArcGIS软件分析了2001—2020年三江源地区的NDVI、kNDVI年均值(图2)。年均NDVI值呈波动上升趋势,年增长率为0.007·a^{-1}。具体而言,年均NDVI值从2001年的2300增至2020年的2500,最高值(2550)和最低值(2160)分别出现在2010年和2008年,差值为390。年均kNDVI值以每年0.004·a^{-1}的速率同样呈波动上升趋势,从2001年的730增至2020年的880,最低值(710)出现的年份与NDVI相同。NDVI、kNDVI的变化表明:三江源地区在过去20 a的生态保护方面取得了成效,植被覆盖度整体呈上升趋势。

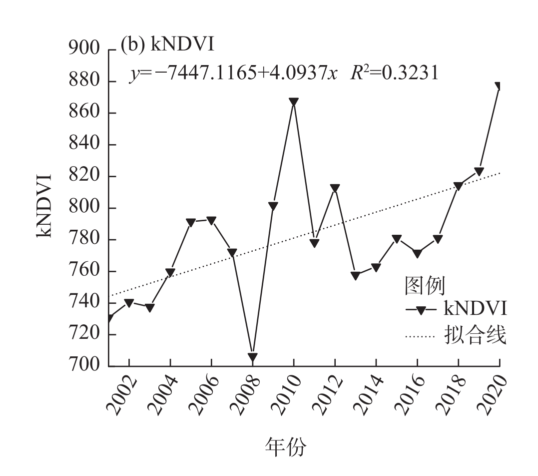
值得注意的是,2006—2008年NDVI和kNDVI均出现了显著的下降,而在2008—2010年显著上升。2006年中国大部分区域出现了严峻的旱情,这也是导致植被指数在2006—2008年间下降的一个重要原因。根据中国气象局的数据显示,2008年以后,三江源地区的降水量整体呈现上升趋势,为植被生长提供了充足的水分。此外,温暖的气候条件促进了植物的生长和繁殖,延长了植物的生长周期,增强了植被的覆盖度。

总体而言,研究期间内三江源地区的植被覆盖状况虽整体得到改善,但仍存在波动趋势,且某些年份植被指数极低,提示未来应加强对该地区植被生长状况的持续关注和保护。

2.1.2　三江源地区NDVI、kNDVI空间变化特征　研究期间内,三江源地区NDVI总体呈上升趋势,改善区域主要在东北部和西部,占研究区总面积的73.70%,植被类型以草原、草甸和高山为主,平原、丘陵和小起伏山地为其地貌类型(图3a)。其中极显著上升、显著上升和不显著上升区域分别占19.38%、12.47%和41.85%。退化区域主要在中部及南部,地貌类型主要为山地,占研究区23.23%。其中极显著下降、显著下降和不显著下降分别占0.64%、1.29%及21.30%。无变化区域零散的分布在整个研究区,占比为3.07%。

kNDVI的空间变化趋势及变化位置与NDVI相





注:NDVI为归一化植被指数;kNDVI为核归一化差异植被指数。下同。

图2　三江源地区NDVI、kNDVI时间变化趋势

Fig. 2　Time variation trends of NDVI and kNDVI in the area of TRHR

似(图3b),改善区域也主要在东北部和西部,总体占比达到79.79%,其中极显著上升、显著上升和不显著上升区域分别占19.50%、13.56%和46.73%。退化区域同样分布在中部以及南部,总体占比为18.18%,其中极显著下降、显著下降和不显著下降区域分别占1.31%、1.36%和15.51%。无变化区域同样零散的分布在整个研究区,占比为2.03%。上述结果表明kNDVI的整体改善程度超过了NDVI,2种指数极显著上升的区域都集中在共和县、贵南县和归德县等东北部几个县。无变化区域则零星分布,其中共和县北部边界处有一较大无变化区域。

研究期间植被覆盖上升的区域明显多于下降的区域,反映了该地区近20 a的生态呈现出改善态势。尽管2种植被指数在某些地区表现出极显著下降,但这些区域分布相对零散。此外,kNDVI改善区域的占比高于NDVI约6.09%,这与相关研究中表明的kNDVI较NDVI具有更明显优势的结果相吻合。

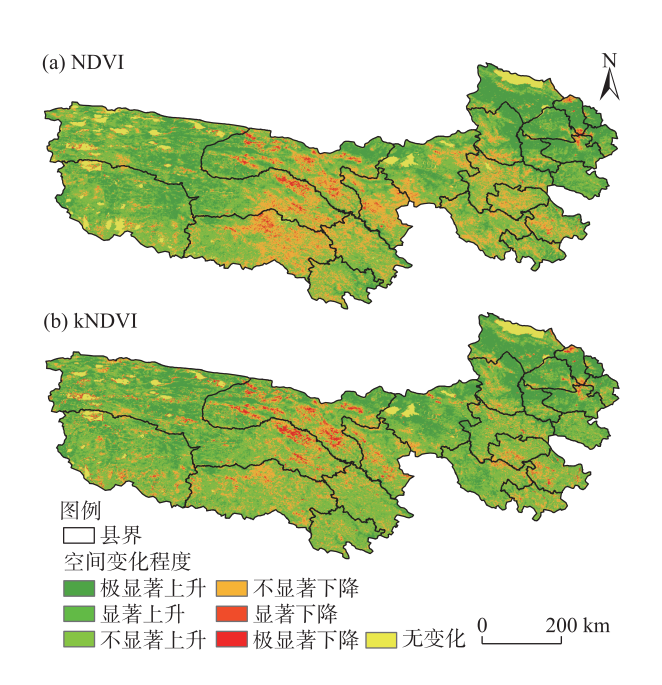


图3 三江源地区年NDVI、kNDVI空间变化趋势及程度

Fig. 3 Spatial variation trend and degree of annual NDVI and kNDVI in the area of TRHR

2.2 三江源地区NDVI、kNDVI驱动机制分析

本研究选取了2001—2020年共20 a的平均NDVI和平均kNDVI数据作为因变量,并从气候、地形、土壤和人类活动4个方面共选取了降水量、气温、蒸散发、人口密度、夜间灯光、土地利用、海拔、坡向、坡度和土壤类型10种影响因子作为自变量,利用地理探测器对2001—2020年三江源地区植被覆盖的空间分异性进行了探测,旨在评估不同环境因素对NDVI、kNDVI的影响。

2.2.1 因子探测 基于探测得到的结果,将单一因子对植被覆盖空间分异性的解释能力划分为:主导影响(q>0.3)、强影响(0.3≥q>0.2)、中度影响(0.2≥q>0.1)、弱影响(q≤0.1)。其中q为因子解释力,用于量化因子对植被覆盖空间分异的解释力(表5)。

降水量、海拔和气温是NDVI、kNDVI的主导影响因子,这三者的q均超过了0.3,表明这些因子对三江源地区植被覆盖的空间分异有着决定性影响。降水量和海拔的q在所有因子中位列前两位,反映出在多变的高寒环境中,水分和地形条件是影响植被生长的关键因素;土地利用作为NDVI的强影响因子,q达到了0.229,而对kNDVI来说土地利用是中度影响因子,并对其影响力稍微减弱(q为0.178),这可能是由于土地利用类型的变化对NDVI影响更显著;蒸散发和坡度在2种植被指数中均为中度影响因子;土壤类型、人口密度、夜间灯光和坡向的影响力相对较弱,这些因子的q均不超过0.1,其对植被覆盖的空间分异性的影响较为有限,基本可以忽略不计。

综合来看,自然因素尤其是降水量、海拔和气温对植被空间分异性的影响更为显著。说明在对三江源地区的生态保护和区域管理决策中需要关注和评估降水量和气温等关键环境变量的变化,以

表5 因子探测结果

Tab. 5 Factor detection results

指标		X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}
NDVI	q	0.513	0.449	0.187	0.034	0.007	0.229	0.493	0.007	0.123	0.078
	P	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
kNDVI	q	0.504	0.438	0.182	0.036	0.007	0.178	0.500	0.008	0.123	0.062
	P	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

注:X_1~X_{10}分别为降水量、气温、蒸散发、人口密度、夜间灯光、土地利用、海拔、坡向、坡度和土壤类型。下同。

及海拔差异所带来的影响。

2.2.2 *交互探测*　交互探测结果揭示了三江源地区所选取各因子间的交互作用仅表现为2种类型：双因子增强和非线性增强，未出现任何减弱、相互独立的交互作用，表明各因子间的相互作用在影响植被覆盖时均不具有负面效应(图4)。

结合表1、表5和图4，在NDVI、kNDVI分异性探测中，降水量与其他所有因子均为双因子增强效应，表明降水量是影响植被覆盖空间分异的关键因子。对于NDVI和kNDVI，气温与其他因子均为双因子增强效应；蒸散发与夜间灯光、坡向为非线性增强关系；人口密度则与土地利用类型、海拔为双因子增强关系，而与其他因子为非线性增强关系；夜间灯光主要与坡向、坡度和土壤类型为非线性增强关系，与土地利用和海拔为双因子增强关系；土地利用类型和海拔分别与在它们之后的因子均为双因子增强关系；坡向与坡度、土壤类型均为非线性增强关系；坡度和土壤类型为非线性增强关系。

综上所述，降水量与气温及降水量与海拔的交互作用均为显著的双因子增强关系，q值超过0.7，意味着它们的共同影响显著高于单独影响。三江源地区植被覆盖的空间分异性是由一系列相互作用的环境因素共同决定的，其中自然因素起着主导作用。

2.2.3 *风险探测*　风险探测可以确定适宜植被生长的影响因子范围/类型，这对植被的生长十分重要。其判读依据是：植被指数越大，植被生长越好。结合前文，本小节将重点对降水量、海拔2种影响因子进行适宜性分析。

(1) 降水量

NDVI、kNDVI的空间分布与降水量的分布格局显著一致(表6)。通过自然间断点分类法将降水量划分为9个区间，在573~675 mm的区间，NDVI、kNDVI均值达到峰值(0.558和0.270)。该降水区间内的NDVI、kNDVI均值与其他区间相比存在显著差异，表明三江源地区植被覆盖与降水量之间存在一定的线性相关性。因此可以推断：在2001—2020年间，三江源地区降水量越高，植被生长状况越好。

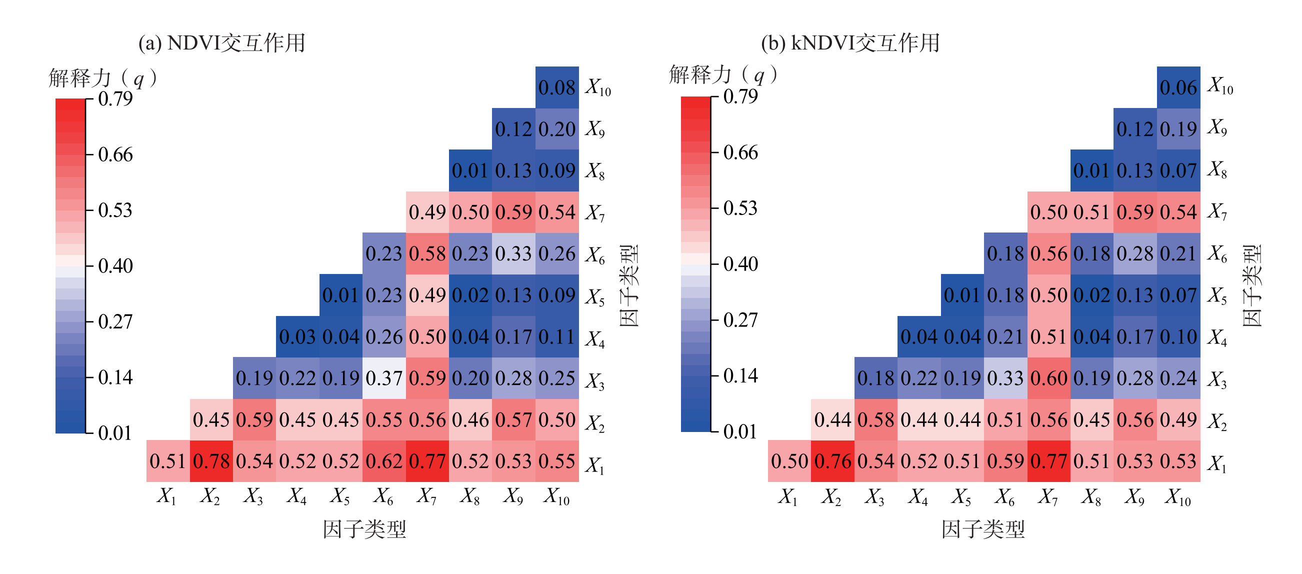
(2) 海拔

海拔的风险探测结果显示(表7)，NDVI、kNDVI均值随海拔升高先增后减，均在3447~3850 m范围内达到峰值(0.564和0.278)，这一高程区间内的植被长势明显优于其他高程区。本文发现当海拔超过3850 m时，植被生长受到抑制，反映出环境条件对植被生长的限制作用。上述结果表明：适宜的海拔范围促进了植被的最佳生长，而过高海拔则限制了植被的生长。

(3) 其他因素的协同效应

气温在−5~21 ℃、蒸散发在168~408 mm·月$^{-1}$、坡度在20°~24°、坡向为西、西北方向、土壤类型为黄壤、人口密度在7~47 人·km^{-2}、夜间灯光在9~16 lm·m^{-3}范围内，此时植被覆盖度最佳(表8)。

综上所述，三江源地区的植被生长受到自然和



注：X_1~X_{10}分别为降水量、气温、蒸散发、人口密度、夜间灯光、土地利用、海拔、坡向、坡度和土壤类型。

图4　三江源地区NDVI、kNDVI因子交互作用解释力

Fig. 4　Explanatory power of interaction between NDVI and kNDVI factors in the area of TRHR

表6 降水量风险探测结果

Tab. 6 Precipitation risk detection results

降水量/mm	降水量/mm								
	0~225	225~280	280~330	330~379	379~427	427~472	472~516	516~573	573~675
0~225									
225~280	Y								
280~330	Y	Y							
330~379	Y	Y	Y						
379~427	Y	Y	Y	Y					
427~472	Y	Y	Y	Y	Y				
472~516	Y	Y	Y	Y	Y	Y			
516~573	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N		
573~675	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	
NDVI	0.143	0.196	0.253	0.302	0.351	0.416	0.445	0.451	0.558
kNDVI	0.045	0.061	0.091	0.117	0.144	0.186	0.204	0.209	0.270

注:Y表示2个因子对NDVI、kNDVI的影响存在显著差异;N表示无显著差异(置信水平为95%的F检验)。下同。

表7 海拔风险探测结果

Tab. 7 Altitude risk detection results

海拔/m	海拔/m								
	1956~2979	2979~3447	3447~3850	3850~4176	4176~4436	4436~4665	4665~4894	4894~5181	5181~6824
1956~2979									
2979~3447	Y								
3447~3850	Y	Y							
3850~4176	Y	Y	Y						
4176~4436	Y	Y	Y	Y					
4436~4665	Y	Y	Y	Y	Y				
4665~4894	Y	Y	Y	Y	Y	Y			
4894~5181	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y		
5181~6824	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	
NDVI	0.262	0.378	0.564	0.536	0.405	0.322	0.277	0.207	0.149
kNDVI	0.096	0.164	0.278	0.257	0.178	0.130	0.105	0.069	0.051

表8 因子适宜范围或类型

Tab. 8 Appropriate range or type of factors

因子类型		NDVI/kNDVI 适宜范围或类型	NDVI	kNDVI
自然因子	降水量	573~675 mm	0.558	0.270
	气温	−5~21 ℃	0.529	0.256
	蒸散发	168~408 mm·月$^{-1}$	0.524	0.253
	海拔	3447~3850 m	0.564	0.278
	坡向	西、西北方向	0.349	0.149
	坡度	20°~24°	0.425	0.191
	土壤类型	黄壤	0.580	0.287
人为因子	人口密度	7~47 人·km^{-2}	0.491	0.231
	夜间灯光	9~16 lm·m^{-3}	0.449	0.191
	土地利用	森林	0.581	0.292

人为因素的共同影响,其中降水量、气温和海拔是最关键的自然因素,土地利用是影响最显著的人为因素。因此,在制定合理的植被保护和修复策略时,应考虑这些关键因素的最佳范围或类型,以优化植被覆盖和生态保护效果,从而支持研究区的可持续发展。

2.3 三江源地区生态脆弱性分析

根据前文研究结果,并结合研究实际,新加入生物丰富度指数和PM_{10}这2个新数据,共选取11个评价指标,且赋予不同权重,详细分析了三江源地区的生态脆弱性。

对比NDVI、kNDVI 2种植被指数的生态脆弱性空间分布结果(图5)、各脆弱等级面积及占比(表9)

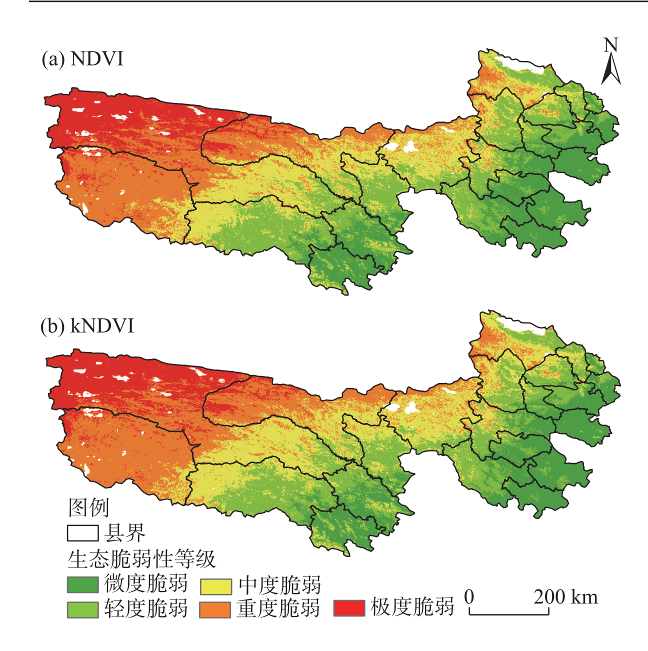


图5　三江源地区NDVI、kNDVI生态脆弱性等级空间分布

Fig. 5　Spatial distributions of ecological vulnerability levels of NDVI and kNDVI in the area of TRHR

表9　NDVI、kNDVI脆弱区面积及比重

Tab. 9　NDVI, kNDVI vulnerable area and specific gravity

生态脆弱性等级	NDVI		kNDVI	
	面积/km²	比例/%	面积/km²	比例/%
微度脆弱	40895	18.01	37780	16.64
轻度脆弱	51917	22.86	49569	21.83
中度脆弱	53950	23.75	56026	24.68
重度脆弱	52507	23.12	55232	24.33
极度脆弱	27856	12.26	28435	12.52

可以发现，NDVI、kNDVI 2者的生态脆弱性空间分布状况相似，均从东南部向西北部呈递增趋势，且呈聚集性分布特征。具体来看，生态环境质量较高的微度、轻度脆弱区主要集中在研究区的东南部，其中NDVI代表的这2种脆弱等级总面积约为92812 km²，占研究区总面积的40.87%，kNDVI分别为87349 km²和38.47%。这2种脆弱类型的分布区域比较集中，相邻关系明显，但零零散散分布着极少部分的中度和重度脆弱等级区域。微度和轻度脆弱区域内较好的气候与土壤条件为植被提供了好的生长条件，生态系统结构和功能较为完善，生物多样性状况良好，抗干扰能力强，从而形成了良性的生态循环；中度脆弱区从三江源地区的西南部并靠近中部的位置朝东北方向贯穿并延伸至东北部，在研究区东南部也有零散分布。其中NDVI代表的中度脆弱区面积达53950 km²，约占研究区总面积的23.75%，kNDVI分别为56026 km²和24.68%。该脆弱等级区域的生态系统仅能勉强维持基本功能，对外界干扰相当敏感，生态恢复能力较弱；而重度和极度脆弱区主要分布在研究区西北部，尤其是治多县西北部，格尔木市和曲麻莱县等地有零散分布。其中NDVI代表的这2种脆弱等级区域总面积达80363 km²，占研究区总面积的35.38%，kNDVI分别为83667 km²和36.85%。这些区域的生态系统已经出现了严重退化，生态恢复和管理的难度极大。

3　讨论

3.1　NDVI、kNDVI时空变化趋势

3.1.1　NDVI、kNDVI时空变化趋势　2001—2020年间，三江源地区NDVI、kNDVI分别以0.007·a⁻¹和0.004·a⁻¹的年增长率且均呈波动上升趋势。这一增长趋势表明，尽管受到多重因素的影响，区域植被覆盖整体仍呈上升态势。植被改善主要集中在该地区的东北部和西部，植被改善面积均超过了研究区总面积的73%。相反，植被退化区域主要分布在中部和东南部地区。这些发现与饶品增等[36]的研究结果一致，并为我们的结论提供了进一步的支持。

Liu等[11]研究了气候变化和人类活动对中国NDVI变化的影响。研究结果表明，中国的NDVI年增长率为0.003，植被覆盖受到气候变化和人类活动的双重影响。对比本文的研究结果，可以看出三江源地区的变化与全国范围内的趋势相吻合，表明大尺度气候与人类活动的影响在地区间具有一致性。

3.1.2　自然因素和人为因素对NDVI、kNDVI变化的影响　在本研究中，地理探测器揭示了三江源地区植被生长主要受自然因素和人为因素的共同影响，其中降水量、气温和海拔是自然环境中对植被覆盖空间分异影响十分显著的因素，这些因素的空间分布与NDVI和kNDVI的变化趋势及植被覆盖度的分布状况高度相似，而土地利用是影响最显著的人为因素。交互探测结果表明这些影响因子间的交互作用只呈现双因子增强或非线性增强，不存在相互独立或相互减弱的影响，表明因子间的交互作用均大于单一因子的影响作用。由风险探测结果我们得出了适宜植被生长的各个影响因子的范围或类型。这些发现与张青[37]的研究结果一致，强调了环境因素与人类活动在生态系统中的相互作用。

3.1.3 kNDVI较NDVI所呈现的优势 在本研究中，通过对比NDVI和kNDVI在植被时空变化、驱动因素分析及生态脆弱性评价中的表现，发现两者的实验结果均不相同，但大致相似。首先，植被时间变化结果表明每年的NDVI值都比kNDVI值高得多，并且在2002—2005年和2018—2019年期间，2种植被指数呈现出相反的变化趋势。这种差异说明：在进行时间序列分析时，kNDVI因其较高的敏感性和稳定性，能更准确地跟踪植被随时间的变化。其次，在探究植被变化驱动因素时，因子探测结果表明NDVI代表的各个影响因子的解释力几乎都大于对应kNDVI代表的影响因子解释力。风险探测结果中NDVI值也大于对应分区的kNDVI值。上述结果均表明kNDVI对植被生长状态变化更为敏感且具有更强的区分力，能够提供更精准的环境变化响应数据；最后，在应用SRP模型进行生态脆弱性评价时，NDVI和kNDVI代表的EVI（脆弱性综合指数）有所不同。并且NDVI代表的微度和轻度脆弱区占比大于kNDVI对应的脆弱区占比，而中度、重度和极度脆弱等级区域的占比则是kNDVI大于NDVI。这种结果强调了kNDVI在评价生态脆弱性时的高度敏感性，尤其是在低植被覆盖区域的细微变化上，能更精确地反映出这些区域的植被状态变化。

综合以上分析，kNDVI在处理植被覆盖的细微变化以及在评价生态脆弱性更敏感方面，相较于NDVI表现出明显优势，这与Feng等[38]的研究结果相符，他们也指出kNDVI能更有效地评估和检测环境变化对植被生长状态的影响。

3.2 三江源地区生态脆弱性评估及保护与修复建议

NDVI和kNDVI所代表的研究区重度、极度类型脆弱等级区域面积分别占35.38%和36.85%，主要分布在研究区的西北部，表明三江源地区总体生态脆弱性程度较高。本研究提供了对三江源地区未来植被保护和生态修复工作的科学依据。同时为了改变三江源地区总体生态脆弱性明显加重的趋势，建议政府部门和相关机构制定生态保护措施并积极开展相关生态修复工作。具体为：(1) 对于微度、轻度类型脆弱区，可建设生态廊道和生物多样性保护区，实施生态补偿机制，激励当地社区和个人参与生态保护和修复活动。(2) 对于中度脆弱性区域，加强生态和环境的监测，及时了解生态变化，对可能的退化趋势进行早期干预。(3) 对重度、极度脆弱性区域，实施严格保护措施并同时进行生态修复，同时加强对水源地的保护，防止水质污染，为下游地区水资源安全作保障。

4 结 论

(1) 2001—2020年三江源地区的NDVI和kNDVI均呈现上升趋势，改善区域主要在东北部和西部，其中kNDVI改善区域的占比高于NDVI约6.09%。

(2) 降水量、气温和海拔是影响三江源地区植被覆盖空间分异的主要自然因素，q均超过了0.3，表明它们对植被覆盖的空间分异有着决定性影响。土地利用作为人为因素对NDVI的影响力较大，而蒸散发和坡度对2种植被指数均有中度影响。

(3) kNDVI在处理植被覆盖的细微变化以及在评价生态脆弱性方面表现出明显优势。因其较高的敏感性和稳定性，能够更准确地跟踪植被随时间的变化，特别是在低植被覆盖区域，能更精确地反映植被状态变化。

参考文献（References）

[1] 张元梅, 孙桂丽, 鲁艳, 等. 气候变化和人类活动对环塔里木盆地植被覆盖度的影响[J]. 东北林业大学学报, 2024, 52(5): 75-81. [Zhang Yuanmei, Sun Guili, Lu Yan, et al. Effects of climate change and human activities on vegetation coverage in Ring Tarim Basin[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2024, 52(5): 75-81.]

[2] Zheng K Y, Tan L S, Sun Y W, et al. Impacts of climate change and anthropogenic activities on vegetation change: Evidence from typical areas in China[J]. Ecological Indicators, 2021, 126: 107648, doi: 10.1016/j.ecolind.2021.107648.

[3] Yuan J, Xu Y P, Xiang J, et al. Spatiotemporal variation of vegetation coverage and its associated influence factor analysis in the Yangtze River Delta, eastern China[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2019, 26: 32866-32879.

[4] Li X W, Zulkar H, Wang D Y, et al. Changes in vegetation coverage and migration characteristics of center of gravity in the arid desert region of northwest China in 30 recent years[J]. Land, 2022, 11(10): 1688, doi: 10.3390/land11101688.

[5] Shammi S A, Meng Q M, Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling[J]. Ecological Indicators, 2021, 121: 107124, doi: 10.1016/j.ecolind.2020.107124.

[6] Zhang J X, Yang T, Deng M, et al. Spatiotemporal variations and its driving factors of NDVI in northwest China during 2000—2021 [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(56):

118782-118800.

[7] Alencar A Z, Shimbo J, Lenti F, et al. Mapping three decades of changes in the Brazilian savanna native vegetation using landsat data processed in the google earth engine platform[J]. Remote Sensing, 2020, 12(6): 924, doi: 10.3390/rs12060924.

[8] Camps-Valls G, Campos-Taberner M, Moreno-Martínez Á, et al. A unified vegetation index for quantifying the terrestrial biosphere[J]. Science Advances, 2021, 7(9): eabc7447, doi: 10.1126/sciadv.abc7447.

[9] Chen Z G, Shen M G, Jiang N, et al. Daytime warming strengthened delaying effect of precipitation on end of the vegetation growing season on the Tibetan Plateau[J]. Science of the Total Environment, 2023, 892: 164382, doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.164382.

[10] Li X, Xu L, Li M X, et al. High-resolution maps of vegetation nitrogen density on the Tibetan Plateau: An intensive field-investigation [J]. Science of the Total Environment, 2023, 904: 167233, doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.167233.

[11] Liu Y, Tian J, Liu R H, et al. Influences of climate change and human activities on NDVI changes in China[J]. Remote Sensing, 2021, 13(21): 4326, doi: 10.3390/rs13214326.

[12] Dai Q, Cui C F, Wang S. Spatiotemporal variation and sustainability of NDVI in the Yellow River Basin[J]. Irrigation and Drainage, 2022, 71(5): 1304-1318.

[13] 李敏, 张艳. 黄河流域中段植被覆盖时空变化特征及影响因素分析[J]. 贵州师范大学学报(自然科学版), 2023, 41(1): 10-20, 40. [Li Min, Zhang Yan. Temporal and spatial variation characteristics and influencing factors of vegetation cover in the middle Yellow River Basin[J]. Journal of Guizhou Normal University (Natural Sciences Edition), 2023, 41(1): 10-20, 40.]

[14] 赵慧芳, 曹晓云. 三江源国家公园植被覆盖时空变化及其气候驱动因素[J]. 高原气象, 2022, 41(2): 328-337. [Zhao Huifang, Cao Xiaoyun. Vegetation cover changes and its climate driving in Three-River-Source National Park[J]. Plateau Meteorology, 2022, 41(2): 328-337.]

[15] 谢绮丽, 杨鑫, 郝利娜. 2001—2020年三江源区植被覆盖时空变化特征及其影响因素[J]. 水土保持通报, 2022, 42(5): 202-212. [Xie Qili, Yang Xin, Hao Lina. Spatio-temporal variation of vegetation cover and its driving factors in Three-River Headwaters Region during 2001—2020[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2022, 42(5): 202-212.]

[16] Wang J, Zhao J S, Zhou P, et al. Study on the spatial and temporal evolution of NDVI and its driving mechanism based on geodetector and hurst indexes: A case study of the Tibet Autonomous Region[J]. Sustainability, 2023, 15(7): 5981, doi: 10.3390/su15075981.

[17] Chen C, Li T J, Sivakumar B, et al. Attribution of growing season vegetation activity to climate change and human activities in the Three-River Headwaters Region, China[J]. Journal of Hydroinformatics, 2020, 22(1): 186-204.

[18] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望[J]. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134. [Wang Jinfeng, Xu Chengdong. Geodetector: Principle and prospective[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(1): 116-134.]

[19] Dong Y, Yin D Q, Li X, et al. Spatial-temporal evolution of vegetation NDVI in association with climatic, environmental and anthropogenic factors in the Loess Plateau, China during 2000—2015: Quantitative analysis based on geographical detector model[J]. Remote Sensing, 2021, 13(21): 4380, doi: 10.3390/rs13214380.

[20] Gao S Q, Dong G T, Jiang X H, et al. Quantification of natural and anthropogenic driving forces of vegetation changes in the Three-River Headwater Region during 1982—2015 based on geographical detector model[J]. Remote Sensing, 2021, 13(20): 4175, doi: 10.3390/rs13204175.

[21] Wu R N, Wang Y, Liu B Y, et al. Spatial-temporal changes of NDVI in the three northeast provinces and its dual response to climate change and human activities[J]. Frontiers in Environmental Science, 2022, 10: 974988, doi: 10.3389/fenvs.2022.974988.

[22] Jiang B H, Chen W, Dai X A, et al. Change of the spatial and temporal pattern of ecological vulnerability: A case study on Cheng-Yu urban agglomeration, southwest China[J]. Ecological Indicators, 2023, 149: 110161, doi: 10.1016/j.ecolind.2023.110161.

[23] 陆晴, 廖佳婧, 胡慧敏. 基于SRP模型的红壤丘陵区生态脆弱性评价——以江西省赣南地区为例[J]. 上海国土资源, 2023, 44(3): 100-105, 156. [Lu Qing, Liao Jiajing, Hu Huimin. Evaluation of ecological vulnerability in the Gannan region of Jiangxi Province [J]. Shanghai Land & Resources, 2023, 44(3): 100-105, 156.]

[24] 王成军, 罗昕玥. 基于SRP模型榆林市生态脆弱性评价及时空演变研究[J]. 生产力研究, 2023(10): 56-61. [Wang Chengjun, Luo Xinyue. A study on ecological vulnerability evaluation and spatial and temporal evolution of Yulin City based on SRP modeling[J]. Productivity Research, 2023(10): 56-61.]

[25] 常溢华, 蔡海生. 基于SRP模型的多尺度生态脆弱性动态评价——以江西省鄱阳县为例[J]. 江西农业大学学报, 2022, 44(1): 245-260. [Chang Yihua, Cai Haisheng. Dynamic assessment of multi-scale eco-environmental vulnerability based on SRP model in Poyang County[J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis, 2022, 44(1): 245-260.]

[26] 樊星, 秦圆圆, 高翔. IPCC第六次评估报告第一工作组报告主要结论解读及建议[J]. 环境保护, 2021, 49(增刊2): 44-48. [Fan Xing, Qin Yuanyuan, Gao Xiang. Interpretation and suggestions on the main conclusions of the IPCC sixth assessment report by working group I[J]. Environmental Protection, 2021, 49(Suppl. 2): 44-48.]

[27] 丁文荣, 李孝川, 陈相标. 珠江源区植被变化特征及其影响因素研究[J]. 人民长江, 2024, 55(3): 83-88, 96. [Ding Wenrong, Li Xiaochuan, Chen Xiangbiao. Dynamic characteristics and attribution of vegetation in source region of Pearl River[J]. Yangtze Riv-

er, 2024, 55(3): 83-88, 96.]

[28] Mann H B. Nonparametric tests against trend[J]. Econometrica: Journal of the Econometric Society, 1945: 245-259.

[29] Wang J F, Li X H, Christakos G, et al. Geographical detectors-based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun Region, China[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(1): 107-127.

[30] 李佳, 彭泰来, 刘寅学, 等. 基于SRP模型的广东省林地生态脆弱性评价[J]. 中南林业调查规划, 2024, 43(1): 33-37. [Li Jia, Peng Tailai, Liu Yinxue, et al. Forest ecological vulnerability assessment of Guangdong Province based on SRP model[J]. Central South Forest Inventory and Planning, 2024, 43(1): 33-37.]

[31] 金丽娟, 许泉立. 基于SRP模型的四川省生态脆弱性评价[J]. 生态科学, 2022, 41(2): 156-165. [Jin Lijuan, Xu Quanli. Ecological vulnerability assessment of Sichuan Province based on SRP model [J]. Ecological Science, 2022, 41(2): 156-165.]

[32] 卓静, 胡皓, 何慧娟, 等. 陕北黄土高原生态脆弱性时空变异及驱动因素分析[J]. 干旱区地理, 2023, 46(11): 1768-1777. [Zhuo Jing, Hu Hao, He Huijuan, et al. Spatiotemporal variation and driving factors of ecological vulnerability in the Loess Plateau of northern Shaanxi[J]. Arid Land Geography, 2023, 46(11): 1768-1777.]

[33] 黄越, 程静, 王鹏. 中国北方农牧交错区生态脆弱性时空演变格局与驱动因素——以盐池县为例[J]. 干旱区地理, 2021, 44(4): 1175-1185. [Huang Yue, Cheng Jing, Wang Peng. Spatiotemporal evolution pattern and driving factors of ecological vulnerability in agro-pastoral region in northern China: A case of Yanchi County in Ningxia[J]. Arid Land Geography, 2021, 44(4): 1175-1185.]

[34] 贾晶晶, 赵军, 王建邦, 等. 基于SRP模型的石羊河流域生态脆弱性评价[J]. 干旱区资源与环境, 2020, 34(1): 34-41. [Jia Jingjing, Zhao Jun, Wang Jianbang, et al. Ecological vulnerability assessment of Shiyang River Basin based on SRP model[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2020, 34(1): 34-41.]

[35] 邰苏日嘎拉, 王永亮, 陈国栋, 等. 基于SRP模型的内蒙古鄂伦春地区生态脆弱性评价[J]. 中国地质, 2024, 51(1): 234-247. [Tai Surigala, Wang Yongliang, Chen Guodong, et al. Ecological vulnerability assessment of Oroqen region in the Inner Mongolia based on SRP model[J]. Geology in China, 2024, 51(1): 234-247.]

[36] 饶品增, 王义成, 王芳. 三江源植被覆盖区NDVI变化及影响因素分析[J]. 草地学报, 2021, 29(3): 572-582. [Rao Pinzeng, Wang Yicheng, Wang Fang. Analysis on the NDVI change and influence factors of vegetation cover in the Three-River Headwaters Region [J]. Acta Agrestia Sinica, 2021, 29(3): 572-582.]

[37] 张青. 三江源地区植被覆盖时空变化特征及其影响因素研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2022. [Zhang Qing. Spatial-temporal variation of vegetation cover and its influencing factors in the Three-River Headwaters Region[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2022.]

[38] Feng X J, Tian J, Wang Y X, et al. Spatio-temporal variation and climatic driving factors of vegetation coverage in the Yellow River Basin from 2001 to 2020 based on kNDVI[J]. Forests, 2023, 14(3): 620, doi: 10.3390/f14030620.

Driving mechanisms of vegetation change and ecological vulnerability in the Three-River Headwater Region

LI Kangning[1,2,3], LIN Yilin[1,2,3], ZHAO Junsan[1,2,3], WANG Jian[1,2,3], GE Feng[4]

(1. Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, Yunnan, China;
2. Key Laboratory of Geospatial Information Integration Innovation for Smart Mines, Kunming 650093, Yunnan, China;
3. Spatial Information Integration Technology of Natural Resources in Universities of Yunnan Province, Kunming 650211, Yunnan, China; 4. China National Petroleum Corporation Jilin Oilfield Branch Yingtai Oil Production Plant Ground Station, Jilin 138000, Jilin, China)

Abstract: Investigating changes in vegetation cover, the driving mechanisms behind these changes, and the region's ecological vulnerability in the Three-River Headwater Region (TRHR), Qinghai Province, China is essential for ensuring its ecological sustainability. Normalized difference vegetation index (NDVI) and kernel normalized difference vegetation index (kNDVI) were used, along with Theil-Sen Median trend analysis, Mann-Kendall significance test, and geographic detectors to explore the spatiotemporal changes in vegetation cover and driving forces. The sensitivity-resilience-pressure (SRP) model was used to assess ecological vulnerability. The results revealed the following trends: (1) From 2001 to 2020, both NDVI and kNDVI in the TRHR showed a fluctuating upward trend. Spatially, areas of improvement were mainly in the northeast and west, covering 73.70% and 79.79%, respectively, while areas of decline were primarily in the central and southern regions, covering 23.23% and 18.18%, respectively. (2) Precipitation, elevation, and temperature were the dominant factors influencing vegetation cover, with interactions among these factors led to bifactor or nonlinear enhancement effects. Precipitation between 573−675 mm and elevations of 3447−3850 m were most favorable for vegetation growth. (3) Ecological vulnerability increased from the southeast to the northwest, showing significant spatial variation. The region exhibited high ecological vulnerability, with areas of severe and extreme vulnerability, as indicated by NDVI and kNDVI, covering 35.38% and 36.85% of the total area, respectively.

Key words: NDVI; kNDVI; temporal and spatial changes of vegetation; ecological vulnerability assessment; geographic detector